

PATENT ABSTRACTS OF JAPAN

(11)Publication number : 06-114769
(43)Date of publication of application : 26.04.1994

(51)Int.Cl. B25J 9/22
B25J 9/16
G05B 19/18

(21)Application number : 04-285269
(22)Date of filing : 29.09.1992

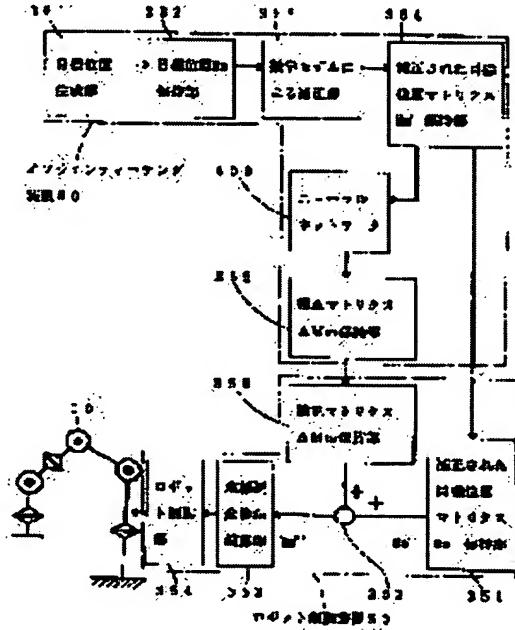
(71)Applicant : TOYODA MACH WORKS LTD
(72)Inventor : KAKAZU YUKINORI
KOMURO KATSUHIRO
YONEDA TAKAO

(54) OFF-LINE TEACHING DEVICE

(57)Abstract:

PURPOSE: To provide an OFF-line teaching device which has a high positioning precision and does not require teaching correction of a robot control device at a job site.

CONSTITUTION: In an OFF-line teaching device 60, the control target position of a robot is calculated by an objective position producing part 361, a control objective position is corrected by a correction part 363 by means of a mathematical model, and further the value is inputted to a neural network 409 to generate an output by means of which the corrected control objective position is further corrected. The corrected control objective position is further corrected at 352 by a robot control device 50 by means of the output of the neural network and based on the value, control of a robot is carried out by a robot control part 354.



LEGAL STATUS

[Date of request for examination]

[Date of sending the examiner's decision of rejection]

[Kind of final disposal of application other than the examiner's decision of rejection or application converted registration]

[Date of final disposal for application]

[Patent number]

[Date of registration]

[Number of appeal against examiner's decision of rejection]

[Date of requesting appeal against examiner's decision of rejection]

[Date of extinction of right]

(19) 日本国特許庁 (JP)

(12) 公開特許公報 (A)

(11) 特許出願公開番号

特開平6-114769

(43) 公開日 平成6年(1994)4月26日

(51) Int. C1.⁵ 識別記号 庁内整理番号 F I 技術表示箇所
B 2 5 J 9/22 Z
9/16
G 0 5 B 19/18 E 9064-3 H

審査請求 未請求 請求項の数 1

(全16頁)

(21) 出願番号 特願平4-285269

(22) 出願日 平成4年(1992)9月29日

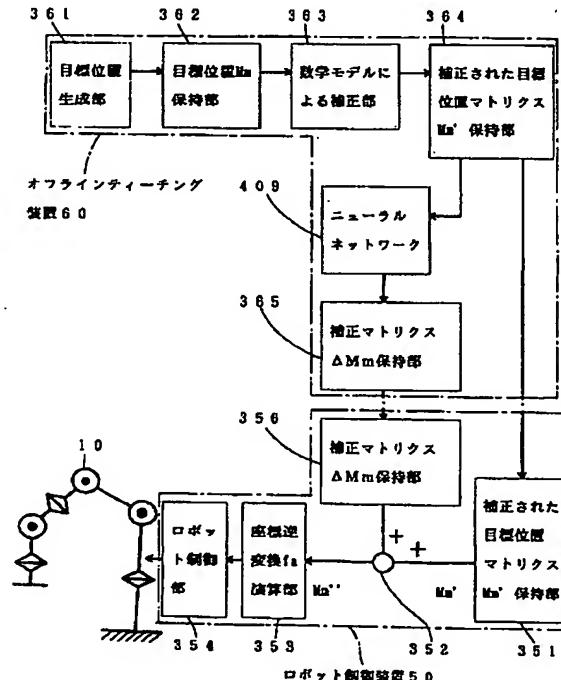
(71) 出願人 000003470
豊田工機株式会社
愛知県刈谷市朝日町1丁目1番地
(72) 発明者 嘉数 侑昇
北海道江別市文京台52の1番地
(72) 発明者 小室 克弘
愛知県刈谷市朝日町1丁目1番地 豊田工機
株式会社内
(72) 発明者 米田 孝夫
愛知県刈谷市朝日町1丁目1番地 豊田工機
株式会社内
(74) 代理人 弁理士 田下 明人 (外1名)

(54) 【発明の名称】オフラインティーチング装置

(57) 【要約】

【目的】 位置決め精度が高く、現場でのロボット制御装置のティーチング補正が不要なオフラインティーチング装置を提供する。

【構成】 オフラインティーチング装置 6 0 が、目標位置生成部 3 6 1 でロボットの制御目標位置を算出し、補正部 3 6 3 で該制御目標位置を数学モデルにより補正し、更にこの値をニューラルネットワーク 4 0 9 へ入力して該補正された制御目標位置を更に補正するための出力を得る。そして、ロボット制御装置 5 0 が、該補正された制御目標位置を、該ニューラルネットワークの出力で更に補正し (3 5 2) 、この値を基にロボットの制御を行う (3 5 4) 。



1

【特許請求の範囲】

【請求項1】 ロボット制御装置のオフラインティーチング装置であって、
ロボットの制御目標位置を算出する目標位置算出手段と、
前記算出された制御目標位置を数学モデルにより補正する第1補正手段と、
前記第1補正手段により補正された制御目標位置を更に補正するためのニューラルネットワークの出力を得る第2補正手段とを有することを特徴とするオフラインティーチング装置。

【発明の詳細な説明】**【0001】**

【産業上の利用分野】 本発明は、ロボット制御装置のオフラインティーチング装置に関し、特に、ニューラルネットワークを用いてロボットの位置補正を行うオフラインティーチング装置に関する。

【0002】

【従来の技術】 産業用ロボットにおける絶対位置決め誤差は、機械加工誤差、組付け誤差、熱歪等によるロボットアームの寸法の誤差と、自重等による各関節のたわみ等が原因となっている。従来のオフラインティーチング装置による産業用ロボットの制御は、図11に示すように、先ず、オフラインティーチング装置700側で、目標位置を生成し(701)、この目標位置Mmを保持し(702)、そしてこの値をアーム長、組付け角度誤差等を考慮した数学モデルにより補正を行い(703)補正された目標位置マトリクスMm'を算出し、これを例えればフロッピィディスクに書き込むことにより保持する(704)。そして、オペレータが、ロボット710を動作させる際に、フロッピィディスクをロボット制御装置750側に移しかえる。このフロッピィディスクに書き込まれている補正された目標位置マトリクスMm'をロボット制御装置750が読み出し(751)、該ロボット710の制御を行っていた(754)。

【0003】

【発明が解決しようとする課題】 しかしながら、オフラインティーチング装置で、目標位置Mmを誤差要因を考慮した数学モデルで補正を行おうとしても、ロボットの位置決め誤差の原因是多岐にわたり、これを数学モデルで完全に表現することが困難であるため補正精度には限界があった。

【0004】 また、上述のようにロボットの絶対位置決め精度が低いために、オフラインティーチングシステムのロボット制御装置を設定するときに、実際に使用される場所でのティーチング補正が必要となる。このために、ロボット制御装置の設定に時間がかかり、また、これを行うために非常な労力が必要となりコストアップの原因となっていた。

【0005】 本発明は、上記課題を解決するために成さ

2

れたもので、その目的とするところは、位置決め精度が高く、ロボット制御装置の現場でのティーチング補正を不要にするオフラインティーチング装置を提供することにある。

【0006】

【課題を解決するための手段】 上記課題を解決するための発明の構成は、ロボット制御装置のオフラインティーチング装置であって、ロボットの制御目標位置を算出する目標位置算出手段と、前記算出された制御目標位置を

10 数学モデルにより補正する第1補正手段と、前記第1補正手段により補正された制御目標位置を更に補正するためのニューラルネットワークの出力を得る第2補正手段とを有することを特徴とする。

【0007】

【作用】 上記の手段によれば、オフラインティーチング装置において、目標位置算出手段がロボットの制御目標位置を算出し、第1補正手段が前記算出された制御目標位置を数学モデルにより補正し、第2補正手段が前記第1補正手段により補正された制御目標位置を更に補正するためのニューラルネットワークの出力を得る。そして、ロボット制御装置が、該補正された制御目標位置を、該ニューラルネットワークから出力された補正值で更に補正し、この値を基にロボットの制御を行う。

【0008】

【実施例】 以下に、本実施例に係るオフラインティーチング装置を図を参照して説明する。先ず、図3を参照して、本実施例に係るオフラインティーチング装置60、及びこれの算出した制御目標位置に基づきロボット10を制御するロボット制御装置50の動作の概略について

30 説明する。オフラインティーチング装置60側において、目標位置マトリクス生成部361でロボットの制御目標の目標位置マトリクスMmを生成し、目標位置マトリクスMm保持部362でこの目標位置マトリクスMmを保持し、補正部363で、この目標位置マトリクスMmの値をロボットのアーム長、組付け角度誤差等を考慮した数学モデルにより補正を行い、補正された目標位置マトリクスMm'（以下単に目標位置マトリクスMm'として参照）を得る。そして、これを目標位置マトリクスMm'保持部364において、例えればフロッピィディスクにロボットの位置制御情報として書き込む。次に、

目標位置マトリクスMm'保持部364に保持された目標位置マトリクスMm'をニューラルネットワーク409に入力して、後述する目標位置マトリクスMm'の位置誤差を補正するための補正マトリクス△Mmを得て、これを補正マトリクス△Mm保持部365で前述したフロッピィディスクにロボットの誤差補正情報として書き込む。そして、この補正された目標位置マトリクスMm'と補正マトリクス△Mmとの書き込まれたフロッピィディスクを、オペレータがオフラインティーチング装置60からロボット制御装置50に移し替え、該ロボッ

ト制御装置50を動作させる。

【0009】ロボット制御装置50側で、目標位置保持部351は、フロッピーディスクに書き込まれている目標位置マトリクス Mm' を、また、補正マトリクス ΔMm 保持部356は、保持部マトリクス ΔMm を読み出す。次に、補正部352で目標位置マトリクス Mm' にニューラルネットワークの出力である補正マトリクス $\Delta Mm'$ を加え、ニューラルネットワークの出力で補正された目標位置マトリクス Mm'' （以下単に補正された目標位置マトリクス Mm'' として参照）を得る。そして、これを座標逆変換 f_a 演算部353で逆変換関数 f_a を用いて逆変換し、ロボット10の各関節の関節角ベクトル Θ_a を得る。この関節角ベクトル Θ_a に基づき、ロボット制御部354がロボット10の各関節を制御することによりロボット10を動作させる。このロボット制御装置50により制御される6関節を有するロボット10について、図1を参照して更に詳細に説明する。ロボット10は、ベース13に固定された脚柱12に旋回自在に取り付けられた、コラム14と、第1アーム15と、第2アーム16と、第3アーム17と、フインガ19とから構成されている。そして、第1関節a、第2関節b、第3関節c、第4関節d、第5関節e、第6関節fにより、6自由度で自在にフインガ19の位置及び姿勢を制御できるようされている。

【0010】次に、本実施例のオフラインティーチング装置60の構成を図2を参照して説明する。図3に示したロボット10の位置制御のための演算を行うCPU11には、後で詳述するROM20及びRAM30と、制御指令を入力するオペレーティングボックス27及び操作盤26と、該オフラインティーチング装置60の作成した制御情報等をフロッピーディスクに保持する外部記憶装置29とが接続されている。

【0011】上記オフラインティーチング装置60の指示に従い、ロボット10を制御するロボット制御装置50の構成を図5を参照して説明する。ロボット10の位*

$$d \quad f_a \quad g_t$$

$$Mm \rightarrow Mm' \rightarrow \Theta_a \rightarrow Ma$$

式1

ここで、 Mm ：目標とする位置マトリクス

d ：誤差を限定して考慮した数学モデル

Mm' ：数学モデル d により補正された目標位置マトリクス

f_a ：逆変換関数

Θ_a ：制御目標となる関節角ベクトル

g_t ：すべての誤差が反映される実際の順変換関数

Ma ： Θ_a を基に制御されたロボットアーム先端の位置マトリクス

【0013】ここでは、数学モデル d により補正した目標位置マトリクス Mm' を基に、関節角ベクトル Θ_a を求めロボットを制御しているが、実際に制御されたロボットの位置マトリクス Ma には、数学モデル d では考慮

*置の演算及び制御を行うCPU511には、制御指令を入力するオペレーティングボックス527及び操作盤526と、図2に示すオフラインティーチング装置60の作成した制御情報（フロッピーディスク）等を保持する外部記憶装置529と、ROM520と、RAM530とが接続されている。更に、CPU511には、ロボット10の第1関節aを制御する1軸サーボ制御部540a乃至第6関節を制御する6軸サーボ制御部540fが接続され、該CPU511は、前述の外部記憶装置529に収容された制御情報に基づき設定された処理を行い、該1軸サーボ制御部540a乃至6軸サーボ制御部540fに制御指令を発する。これに応じて各サーボ制御部（540a～540f）は、サーボモータM1乃至M6を回動させ、第1関節a乃至第6関節fを動かすことによりロボット10を駆動する。各サーボモータM1乃至M6の動きは、エンコーダE1乃至E6により各々のサーボ制御部に帰還される。

【0012】次に、本実施例の位置補正について説明する。従来の産業用ロボットの制御は、図11に関連して従来技術の項で前述したように、オフラインティーチング装置700側で、ロボットアームの先端の目標とする位置マトリクス Mm を求め（701）、この目標位置マトリクス Mm を、誤差を考慮した数学モデル d により位置誤差補正を行い、補正された目標位置マトリクス Mm' を得て（703）、これを保持する（704）。そして、ロボット制御装置750側で、この補正された目標位置マトリクス Mm' を逆変換関数 f_a により逆変換してロボットの各関節の制御目標となる関節角ベクトル Θ_a を求め、これを基にロボットを制御していた（754）。関節角ベクトル Θ_a を基に制御されたロボットアーム先端の位置マトリクス Ma は、すべての誤差が反映される実際の順変換関数 g_t により関節角ベクトル Θ_a を順変換することにより求められる。

【数1】

できなかった誤差分が含まれるため、この誤差分がロボット制御装置の制御誤差となった。即ち、実際の位置マトリクス Ma を規定する順変換関数 g_t には考慮できなかった誤差分が含まれ、数学モデル d による補正と順変換関数 g_t による順変換とにより生ずる差が誤差となり、これが制御されたロボットアームの位置マトリクス Ma と、目標位置マトリクス Mm との位置誤差になっていた。

【0014】これに対して本実施例では、図3に示すような構成を採用し、式1に示すロボットアームの位置マトリクス Ma が目標とする位置マトリクス Mm に等しくなるように、オフラインティーチング装置60側で、生成された目標位置マトリクス Mm を数学モデル d により

補正した目標位置マトリクス Mm' を算出し (36
3)、更に、ロボット制御時に発生する誤差量 (数学モ
デル d によっては考慮できなかった誤差量) を補正する
ための補正マトリクス ΔMm をニューラルネットワーク
の出力として得る (409)。そして、ロボット制御装
置 50 側で、数学モデル d により補正された該目標位置
マトリクス Mm' を補正マトリクス ΔMm (ニューラル
ネットワークの出力) で補正し (352)、このニュ
ーラルネットワークの出力を用いて補正された目標位置マ
トリクス Mm'' に基づきロボット 10 を制御する (35
4)。

【0015】次に、本実施例に係るオフラインティーチ
ング装置 60 のニューラルネットワーク 409 への学習
を、CPU 11 の演算処理の概要をブロック図にした図
4 を参照して説明する。先ず、目標位置マトリクス $M
m'$ 保持部 351 に保持されている制御目標の位置マト
リクス Mm' (これは図 3 に示すようにオフラインティ
ーチング装置 60 が、目標位置マトリクス Mm を生成
し、誤差を考慮した数学モデル d を用いて補正したもの
である) から、座標逆変換 f_a 演算部 353 で、逆変換
関数 f_a により目標位置マトリクス Mm' に対応するロ
ボットの各関節の関節角ベクトル θ_a を演算する。そし
て、この関節角ベクトル θ_a を基に、ロボット制御部 3
54 でロボット 10 を動作させる。

【0016】ロボット 10 の動作後に、ロボットアーム
の実際の先端位置マトリクス Ma を測定する (43
0)。同時に、この時のロボット制御の誤差要因となる
荷重、温度等を誤差要因項目保持部 431 に保持する。
そして、補正マトリクス ΔMm 演算部 461 で、前述の
目標位置マトリクス Mm' に保持されている目標位置マ
トリクス Mm' と、測定された位置マトリクス Ma とか
ら、補正マトリクス ΔMm を求める。この補正マトリ
クス ΔMm は図 3 に関連して前述したように、ロボット制
御部 354 で算出される。

$$Mm' \cdot \Delta Mm' = Ma$$

そして、式 2 から誤差量 (補正マトリクス) $\Delta Mm'$ は
次式で表される。

【数 3】

$$\Delta Mm' = Mm'^{-1} \cdot Ma \quad \text{式 3}$$

【0020】ここで、誤差量 (補正マトリクス) $\Delta M
m'$ の逆行列 $\Delta Mm'^{-1}$ を必要な補正量と考え、本実
施例ではオフラインティーチング装置で補正された目標位
置マトリクス Mm' にこの補正量 $\Delta Mm'^{-1}$ を掛けたも
の ($Mm' \cdot \Delta Mm'^{-1}$) に基づいてロボットを制御す
る。ここで、誤差量 (補正マトリクス $\Delta Mm'$) は、オ
フラインティーチング装置 60 のニューラルネットワー
ク 409 の出力として取得され、補正マトリクス $\Delta M
m'$ の逆行列 $\Delta Mm'^{-1}$ の算出、及び、これを目標位置
マトリクス Mm' に掛ける演算はロボット制御装置 50
側で行われる。

【0021】この補正方法に基づく実施例の構成を図 6

* 御装置 50 側で、補正された目標位置マトリクス Mm'
に該補正マトリクス ΔMm を加えることにより、実際に
制御された位置マトリクス Ma が目標位置マトリクス $M
m$ に等しくなるように求められる。そして、求められた
補正マトリクス ΔMm を補正マトリクス ΔMm 保持部 4
65 へ保持させる。

【0017】上記処理による補正データの蓄積を複数の
位置について行う。そして、蓄積された目標位置マトリ
クス Mm' と誤差要因項目とを入力データとし、補正マ
トリクス ΔMm を教師データとする学習をニューラルネ
ットワーク 409 に行わせ、ニューラルネットワーク 4
09 に目標位置マトリクス Mm' に対する補正マトリク
ス ΔMm の関係を学ばせる。このニューラルネットワー
ク 409 の学習については、後で更に詳細に説明する。

【0018】次に、本発明の別の実施例について図 6 を
参照し説明する。図 3 に示した実施例においては、ニ
ューラルネットワーク 409 の出力である補正マトリク
ス ΔMm は、目標位置マトリクス Mm' に該 ΔMm を加え
ることにより、実際に制御された位置マトリクス Ma が
目標位置マトリクス Mm に等しくなるよう算出された。
これに対し本実施例の補正マトリクス $\Delta Mm'$ は、補正
された目標位置マトリクス Mm' に該補正マトリクス $\Delta
Mm'$ の逆行列 Mm'^{-1} を掛けることにより、実際に制
御された位置マトリクス Ma が目標位置マトリクス Mm
に等しくなるよう算出される。この補正の考え方につ
いて更に説明を加える。

【0019】誤差要因を限定して考慮した数学モデル d
により補正された目標位置マトリクス Mm' と、この目
標位置マトリクス Mm' を基に制御された実際のロボ
ットアームの先端位置マトリクス Ma とは、この数学モ
デル d で考慮されなかった誤差要因により生じた誤差量を
 $\Delta Mm'$ と置くと、次式で表すことができる。

【数 2】

$$\Delta Mm' = Ma - Mm'$$

を参照して説明する。なお、この実施例において、図 3
に関連して前述した構成と略同様な構成については、同
じ参照符号を用いると共に詳細な説明を省略する。オ
フラインティーチング装置 60 側において、目標位置マト
リクス生成部 361 でロボットの制御目標の位置マトリ
クス Mm を生成し、目標位置 Mm 保持部 362 でこの目
標位置マトリクス Mm を保持し、補正部 363 で、この目
標位置マトリクス Mm の値をロボットのアーム長、組
付け角度誤差等を考慮した数学モデル d により補正を行
い、補正された目標位置マトリクス Mm' を得る。次
に、目標位置マトリクス Mm' 保持部 364 に保持され
た目標位置マトリクス Mm' をニューラルネットワーク
409 (目標位置マトリクス Mm' に対する補正マトリ
クス $\Delta Mm'$ [$\Delta Mm' = Mm'^{-1} \cdot Ma$ 式 3] を出
力するように、目標位置マトリクス Mm' と補正マトリ
クス $\Delta Mm'$ との関係について学習がなされている) に

入力して、前述した目標位置マトリクス Mm' の制御位置誤差を補正するための補正マトリクス $\Delta Mm'$ を得る。そして、これら取得されたデータをロボット制御装置 50 側に移しかえる。

【0022】ロボット制御装置 50 側で、目標位置マトリクス Mm' 保持部 351 の目標位置マトリクス Mm' と、補正マトリクス $\Delta Mm'$ 保持部 365 の保持部マトリクス $\Delta Mm'$ から、補正部 652 がニューラルネットワーク 409 の出力を基に補正された目標位置マトリクス Mm'' を算出する。これは、上述したように、補正マトリクス $\Delta Mm'$ の逆行列 $\Delta Mm'^{-1}$ を求め、これを、目標位置マトリクス Mm' に掛ける [$Mm'' = Mm' \cdot \Delta Mm'^{-1}$] ことにより算出される。そして、これを座標逆変換 f_a 演算部 353 が逆変換関数 f_a を用いて逆変換し関節角ベクトル θ_a を得る。この関節角ベクトル θ_a に基づき、ロボット制御部 354 がロボット 10 を動作させることによりロボット 10 を動作させる。

【0023】次に、前述した本実施例に係るオンラインティーチング装置 60 のニューラルネットワーク 409 の学習及びこれによる演算について更に詳細に説明する。

1. ニューラルネットワークの構成、

本実施例のニューラルネットワークは、図 2 に示す CPU 11、ROM 20、RAM 30 から成るコンピュータシステムで構成されている。ROM 20 には入力データ*

$$O^1_j = f(I^1_j)$$

【数 5】

$$I^{i+1}_j = \sum_{k=1}^e W^{i+1}_{kj} O^i_k + V^i_j \quad \text{式 5}$$

【数 6】

$$f(x) = 1 / (1 + \exp(-x))$$

【0026】但し、 V^i_j は第 i 層の第 j 番目の演算素子のバイアス、 W^{i+1}_{kj} は、第 $i+1$ 層の第 k 番目の素子と第 i 層の第 j 番目の素子各の結合係数、 O^i_k は第 i 層の第 j 番目の素子の出力値を表す。即ち、第 i 層であるから演算を行うことなく、そのまま入力を出力するので、入力層（第 1 層）の第 j 番目の素子の入力値でもある。

【0027】次に、図 7 に示す 3 層構造のニューラルネットワーク 409 の具体的な演算手順について、図 8 を参照して説明する。各層の演算は、RAM 30 の結合係※

$$I^2_j = \sum_{k=1}^e W^2_{kj} O^1_k + V^2_j \quad \text{式 7}$$

【0028】次に、ステップ 102において、次式により、式 7 の入力値の積和関数値のシグモンド関数により、中間層（第 2 層）の各素子の出力が演算される。第★

$$O^2_j = f(I^2_j) = 1 / (1 + \exp(-I^2_j)) \quad \text{式 8}$$

この出力値 O^2_j は出力層（第 3 层）の各素子の入力値 50 となる。

*と教師データの蓄積を管理する制御プログラムの記憶された制御プログラム領域 21 と、ニューラルネットワークの演算プログラムの記憶されたニューラルネットワーク領域 22 と、ニューラルネットワークに学習させるためのプログラムの記憶された学習プログラム領域 23 とが形成されている。また、RAM 30 には、図 4 に関連して前述した目標位置マトリクス Mm' 保持部 351 に蓄積された目標位置マトリクス Mm' と、誤差要因項目保持部 431 に蓄積された温度、荷重等の誤差項目とを 10 入力データとして記憶する入力データ記憶領域 31 と、同様に補正マトリクス $\Delta Mm'$ 保持部 465 に蓄積された補正マトリクス $\Delta Mm'$ を教師データとして記憶する教師データ記憶領域 32 と、ニューラルネットワークの結合係数を記憶する結合係数記憶領域 33 とが形成されている。

【0024】2. ニューラルネットワーク

本実施例のニューラルネットワーク 409 は、図 7 に示すように、入力層 L1 と出力層 L0 と中間層 LM の 3 層構造に構成されている。入力層 L1 は e 個の入力素子を 20 有し、出力層 L0 は g 個の出力素子を有し、中間層 LM は h 個の出力素子を有している。

【0025】多層構造のニューラルネットワークは、一般的に、次の演算を行う装置として定義される。第 i 層の第 j 番目の素子の出力 O^i_j は、次式で演算される。但し、 $i \geq 2$ である。

【数 4】

式 4

【数 6】

※数記憶領域 33 に記憶されている結合係数を参照しつつ、ROM 20 のニューラルネットワーク領域 22 に記憶されたプログラムを実行することによって行われる。ステップ 100において、中間層（第 2 層）の第 j 番目の素子は、入力層（第 1 層）の各素子からの出力値 O^1_k （第 1 層の入力データ）を入力して、式 5 を層番号と第 1 層の素子数を用いて具体化した次式の積和演算を行う。

【数 7】

★ 2 層の第 j 番目の素子の出力値は次式で演算される。

【数 8】

式 7

式 8

【0029】次に、このステップ104において、出力層（第3層）の各素子の入力値の積和演算が実行され * 【数9】

$$I^3_i = \sum_{k=1}^n W^2_{ik} I^2_k + O^2_i + V^2_i \quad \text{式9}$$

次に、ステップ106において、式8と同様にシグモント関数により、出力層の各素子の出力値 O^3_j が演算さ *

$$O^3_j = f(I^3_j) = 1 / (1 + \exp(-I^3_j)) \quad \text{式10}$$

【0030】3. 入力データと教師データの構造

ニューラルネットワークの学習に使用されるデータは、図10に示すようなデータベースに構成されている。入力データは、 D_1, \dots, D_n であり、対応する教師データは、 E_1, \dots, E_n である。この n 個の入力データは、図4に関して前述した目標位置マトリクス Mm' 保持部351に保持された目標位置マトリクス Mm' 及び誤差要因項目保持部431に保持された誤差要因となる温度、荷重等であり、そして、この n 個の教師データは補正マトリクス ΔMm 保持部465に保持された補正マトリクス ΔMm である。そしてこれらのデータは、それ★

$$D_m = (d_{m1}, d_{m2}, \dots, d_{m_{m-1}}, d_{mm}) \quad \text{式11}$$

又、 n 組の入力データは $D_1, D_2, \dots, D_{n-1}, D_n$ で表される。以下、全 n 組の入力データ群は、入力データ群 D と表記される。尚、入力データ D_m に対して式7を用いる場合には、式7の O^1_k に、成分 d_{mk} が代入される。

【0032】同様に、 E_1, \dots, E_n は、次のように定義される。出力層 L_O に関して、 g 個の出力素子のそ☆

$$E_m = (e_{m1}, e_{m2}, \dots, e_{m_{m-1}}, e_{mm}) \quad \text{式12}$$

また、 n 組の教師データは $E_1, E_2, \dots, E_{n-1}, E_n$ で表される。以下全 n 組の教師データ群は、教師データ群 E と表記される。

【0033】4. ニューラルネットワークの学習
このニューラルネットワークは、初期学習として、RAM20の学習プログラム領域23に記憶された図9に示す手順のプログラムが実行されることにより学習される。結合係数の学習は良く知られたバックプロパーション法により実行される。

【0034】この学習は、各種の事象に関する多数の入力データに対して、それぞれの出力が、それぞれの最適な教師データとなるように、繰り返し実行される。これらの入力データ及び教師データは、前述したようにそれ◆

$$Y^3_j = (e_{ij} - O^3_j) \cdot f' \quad \text{式13}$$

但し、 Y^3_j 、 O^3_j 、 I^3_j では、データ番号 i は省略されている。 $f'(X)$ はシグモンド関数の導関数である。又、 I^3_j は、入力データ D_1 の各成分を式7の O^1_k 代入して、中間層の全ての素子に関し I^2_k を求め、 I^2_k を式8に代入して中間層の全ての素子に関して出力 O^2_k を求め、その全ての k に関して O^2_k を式9に代入して求められる。又、 O^3_j は、 I^3_j を式10に代入して求められる。

★ぞれ、RAM30の入力データ記憶領域31及び教師データ記憶領域32に記憶されている。

【0031】この入力データは次のように定義される。 e 個の入力素子のそれぞれに与えられる e 個のデータを1組のデータとして考える。そして、任意の第 m 番目の1組の入力データを D_m で表し、その組に属する第 j 番目の入力素子に対する入力データを d_{mj} で表す。 D_m はベクトルを表し、 d_{mj} はそのベクトルの成分である。即ち、 D_m は次式で定義される。

☆それからの出力に対する教師データを1組のデータとして考える。そして、任意の第 m 番目の1組の教師データを E_m で表し、その組に属する第 j 番目の出力素子に対する教師データを e_{mj} で表す。 E_m はベクトルを表し、 e_{mj} はそのベクトルの成分である。即ち E_m は次式で定義される。

◆ぞれ、入力データ記憶領域31及び教師データ記憶領域32に記憶されている。

【0035】図9のステップ200において、データ番号 i が初期値1に設定され、出力素子の番号 j (教師データの成分番号 j) が初期値の1に設定される。次にステップ202へ移行して、第 i 番目の入力データ D_i と第 i 番目の教師データ E_i が入力データ記憶領域31と教師データ記憶領域32とから抽出される。

【0036】次にステップ206へ移行して、次式により出力層の読みだされた第 i 番目の教師データ E_i の第 j 成分 e_{ij} に対応した素子の学習信号が演算される。

$$(I^3_j) \quad \text{式13}$$

【0037】次に、ステップ210において、全出力素子について、学習信号が演算されたか否かが判定され、判定結果がNOの場合には、ステップ212において、素子番号 j が1だけ加算され、ステップ206へ戻り、次の出力素子に関する学習信号が演算される。ステップ210で全出力素子に関する学習信号の演算が完了したと判定されると、ステップ214において、中間層の任意の第 r 番目の素子に関する学習信号 Y が次式で演算さ

れる。

$$Y^2_{i,j} = f'(I^2_{i,j}) \cdot \sum_{k=1}^n Y^3_{i,k} \cdot W^2_{k,j} \quad \text{式14}$$

このような学習演算が、中間層の全素子に関して実行される。

【0038】次に、ステップ216において、出力層の各結合係数が補正される。補正量は次式で求められる。

$$\begin{aligned} \text{【数15】 } & \Delta \omega^2_{i,j}(t) = P \cdot Y^3_{i,j} \cdot f(I^2_{i,j}) + Q \cdot \Delta \omega^2_{i,j}(t-1) \quad \text{式15} \\ & \text{但し、} \Delta \omega^2_{i,j} \approx 10^{-10} \end{aligned}$$

により、補正された結合係数が求められる。

【0039】次に、ステップ218へ移行して、中間層の各素子の各結合係数が補正される。その結合係数の補正量は出力層の場合と同様に、次式で求められる。★

$$W^1_{i,j} + \Delta \omega^1_{i,j} \quad \text{式16}$$

により、補正された結合係数が求められる。

【0040】次に、ステップ220において、学習対象のn個の入力データ及び教師データに対して1回の学習が完了したか否かが判定される。全ての入力データに対する学習が終了していない場合には、ステップ222へ移行して、次の入力データとその入力データに対応する教師データを入力データ記憶領域31と教師データ記憶領域32から読み込むためにデータ番号iが1だけ加算され、成分番号jは初期値の1に設定される。そして、ステップ202へ戻り、次の入力データ及び教師データを用いて上記した学習が実行される。

【0041】ステップ220でn個全部の入力データ及び教師データに関して学習が完了したと判定されると、ステップ224に移行して、出力データと教師データの差の自乗の値が所定の値以下になったか否かの判定により、結合係数が収束したか否かが判定される。結合係数が収束していないければ、ステップ200に戻り、第2回目の学習を行うために、第1番目の入力データ及び教師データから上述した学習が実行される。

【0042】このようにして、ステップ224において、出力データと教師データの差の自乗の値が所定の値以下となり、学習が収束するまで、上記の学習演算が繰り返し実行される。この結果、初期の広範囲の事象に対して初期学習されたニューラルネットワークが完成される。この学習の結果、本実施例のニューラルネットワーク409は、図3に示すように、目標位置マトリクスM'm'を入力することにより必要な補正マトリクス△Mmを演算することが可能となる。

【0043】なお、図4を参照して前述した実施例においては、入力データとして補正された目標位置マトリクスM'm'を用い、教師データとして補正マトリクス△Mmを用いたが、本発明は、ニューラルネットワーク409の学習用のデータとして種々のものを用いることができる。例えば、入力データとして、該目標位置マトリク

※² $\omega^3_{i,j}(t)$ は、出力層の第j番目の素子と中間層の第i番目の素子との間の結合係数の第t回目演算の変化量である。又、 $\Delta \omega^2_{i,j}(t-1)$ は、その結合係数の前回の補正量である。P、Qは比例定数である。よって結合係数は、

【数16】

$$\begin{aligned} \text{★【数17】 } & \Delta \omega^1_{i,j}(t) = P \cdot Y^2_{i,j} \cdot f(I^1_{i,j}) + Q \cdot \Delta \omega^1_{i,j}(t-1) \quad \text{式17} \\ & \text{よって結合係数は、} \end{aligned}$$

【数18】

$$W^1_{i,j} + \Delta \omega^1_{i,j} \quad \text{式18}$$

スM'm'に基づき算出された関節角ベクトルθaを用いることも好適である。また、該実施例においては、オフラインティーチング装置60側で、補正された目標位置マトリクスM'm'と、これを更に補正する値として補正マトリクス△Mmを求め、ロボット制御装置50側で、この目標位置マトリクスM'm'を補正マトリクス△Mmで補正する演算を行ったが、この演算についてもオフラインティーチング装置60側で行うことも可能である。

【0044】また、この本実施例では、入力層I、中間層LM、出力層LOからなる3層構造のニューラルネットワークを例に取ったが、本発明のニューラルネットワークはかかる構成に限定されず、必要な学習を行い得るいかなる構成のニューラルネットワークでも本発明の所期の目的を達成できる。更に、図3を参照した前述の説明においては、オフラインティーチング装置60の算出したロボットの制御データをフロッピディスクを介しロボット制御装置50に移しかえたが、データの転送をデータライン等を介し行うことも可能である。

【0045】

【発明の効果】本発明は、以上説明したように構成されており、従来の数学モデルでは考慮できなかった誤差要因をニューラルネットワークにより学習させ補正を行うため、位置決め精度を向上させることが可能である。また、ロボットの位置決め精度を向上できるため、ロボット制御装置を設定するときに実際に使用される場所でのティーチング補正が不要となる。このため、ロボット制御装置の設定時間の短縮化が可能になり、ロボット制御装置設定の費用も軽減でき、また、安全の面でも改善できる。更に、ニューラルネットワークの学習を、ロボット制御装置側に比較して演算能力の高いオフラインティーチング装置側で行うため、高度な学習を迅速に行い得るという利点がある。

【図面の簡単な説明】

50 【図1】本発明の一実施例に係るロボットの機械的構成

を示す構成図。

【図2】本発明の一実施例に係るオンラインティーチング装置の構成を示したブロック図。

【図3】本実施例に係るオンラインティーチング装置とロボット制御装置とのロボット制御時の処理を示すブロック図。

【図4】本実施例に係るオンラインティーチング装置とロボット制御装置とのニューラルネットワーク学習時の処理を示すブロック図。

【図5】図3に示すロボット制御装置の構成を示したブロック図。

【図6】本発明の別実施例に係るオンラインティーチング装置とロボット制御装置とのロボット制御時の処理を示すブロック図。

【図7】本実施例に係るロボット制御装置のニューラルネットワークの構成を示した構成図。

【図8】図7に示す実施例に係るニューラルネットワークの演算手順を示したフローチャート。

【図9】図7に示す実施例に係るニューラルネットワークの学習手順を示したフローチャート。

【図10】ニューラルネットワークの学習に用いられる

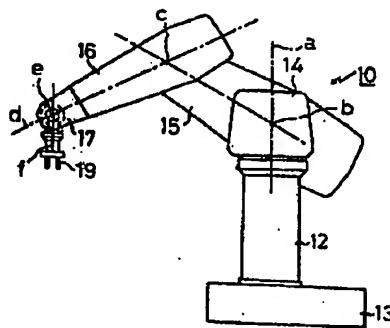
入力データと教師データを有するデータベースのデータ構成を示した構成図。

【図11】従来のオンラインティーチング装置とロボット制御装置との構成を示すブロック図。

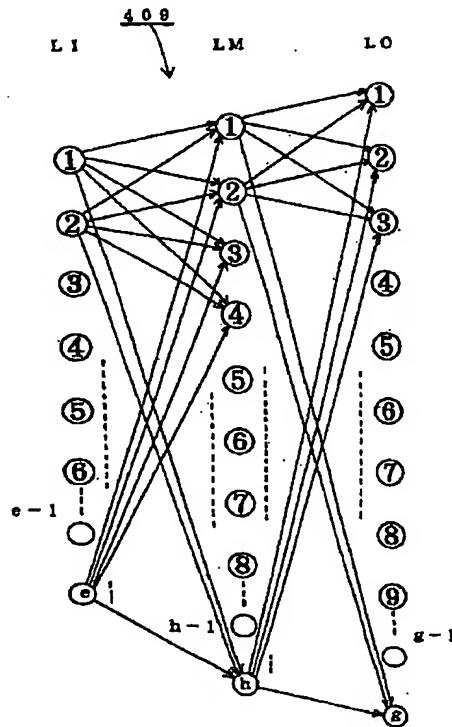
【符号の説明】

10	ロボット
11	C P U
20	R O M
30	R A M
10	ロボット制御装置
60	オンラインティーチング装置
351	補正された目標位置マトリクスMm'保持部
352	補正部
353	座標逆変換fa演算部
354	ロボット制御部
361	目標位置生成部
363	数学モデルによる補正部
409	ニューラルネットワーク
L I	入力層
20	L M 中間層
	L O 出力層

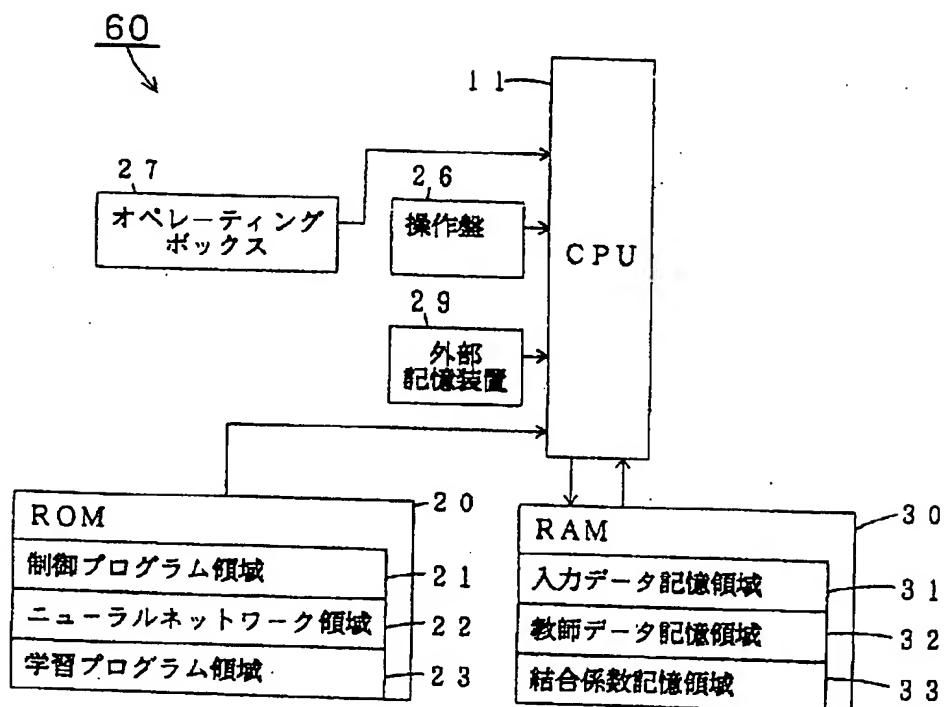
【図1】



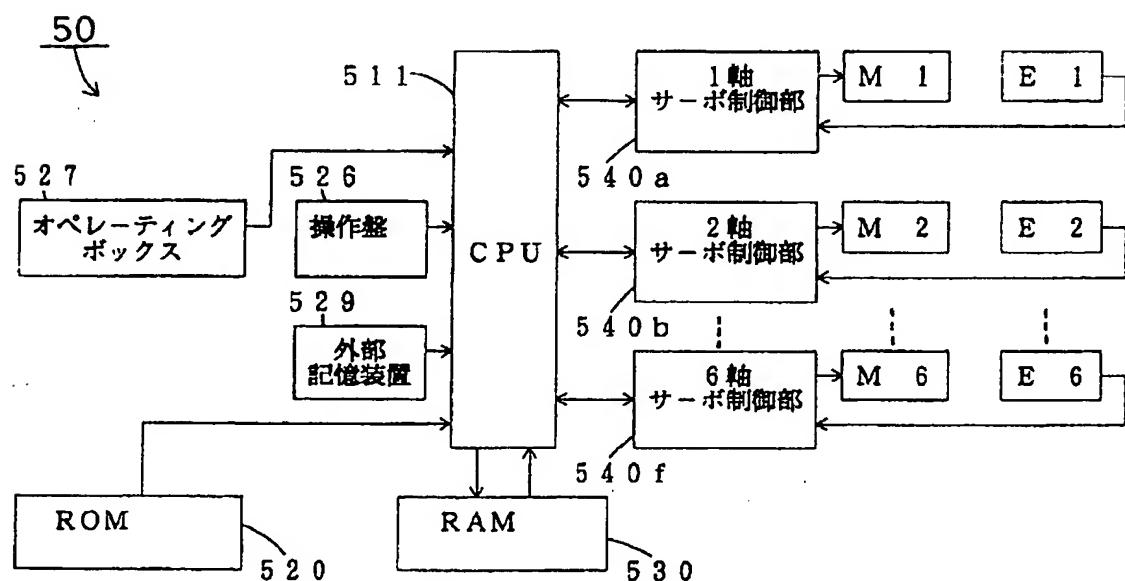
【図7】



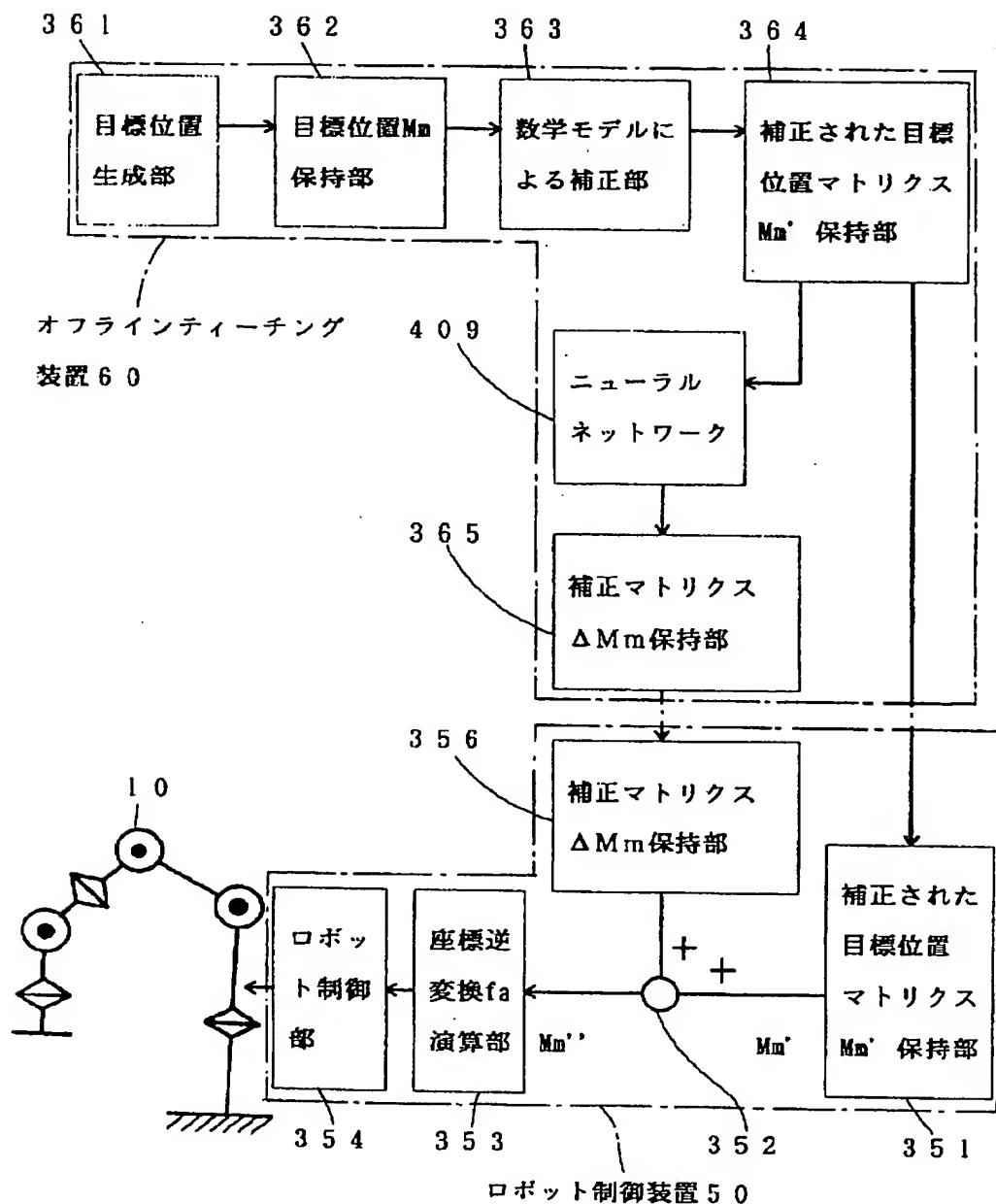
【図2】



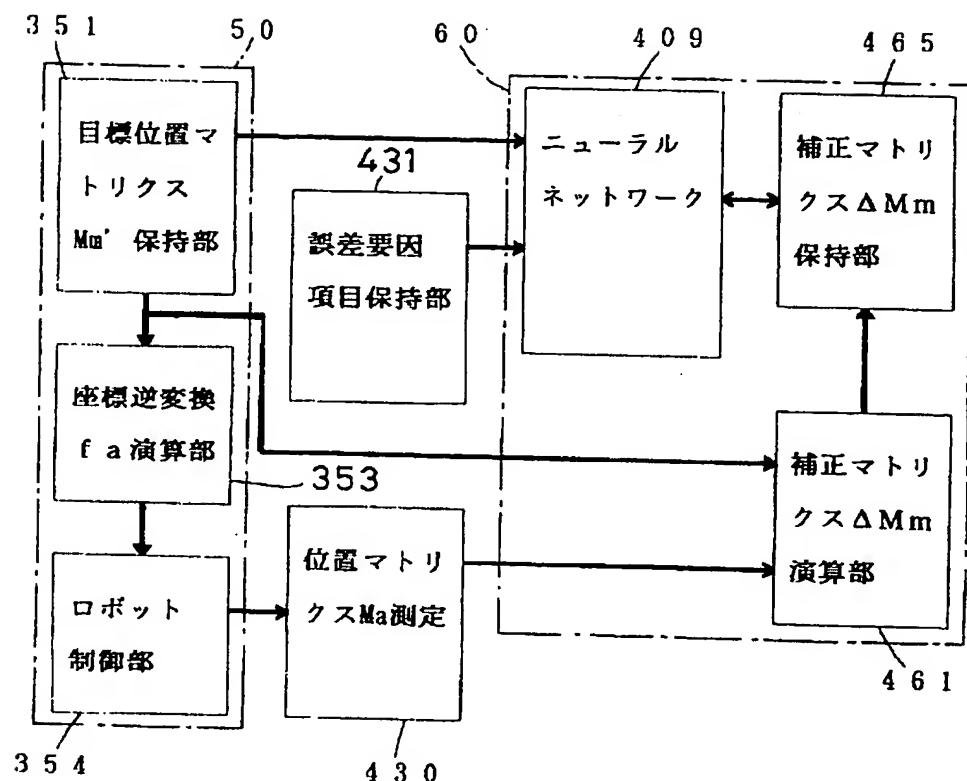
【図5】



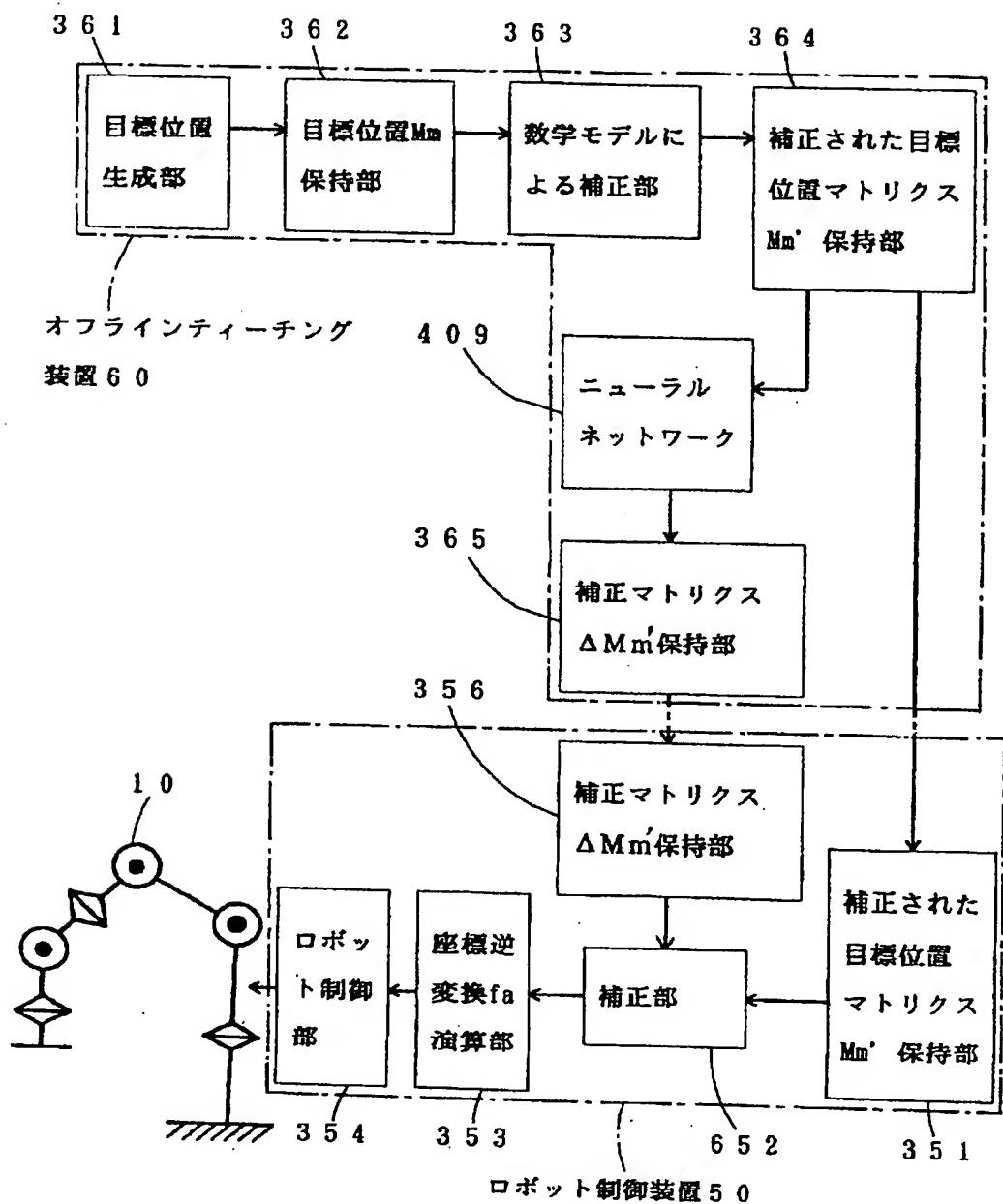
【図3】



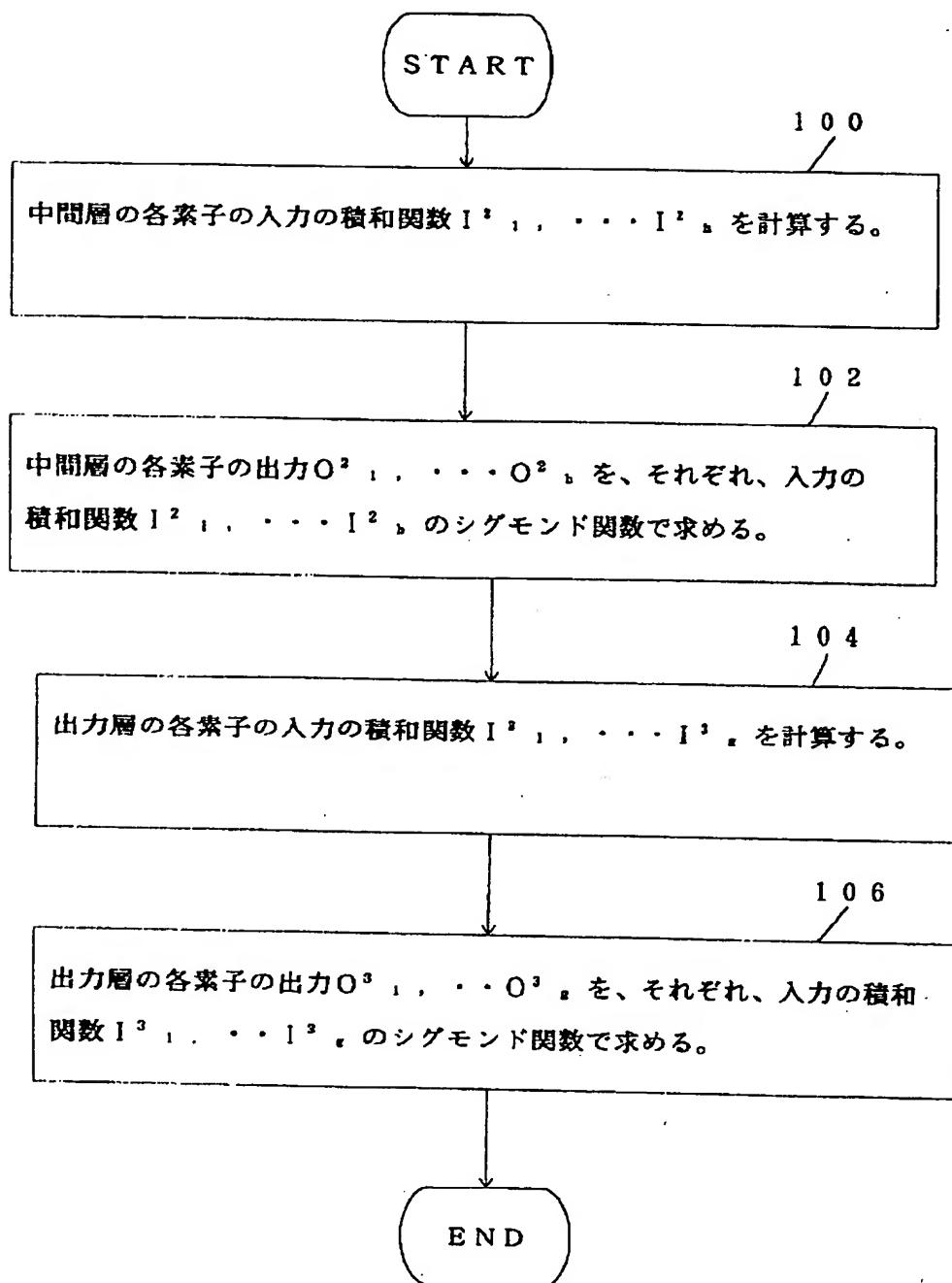
【図4】



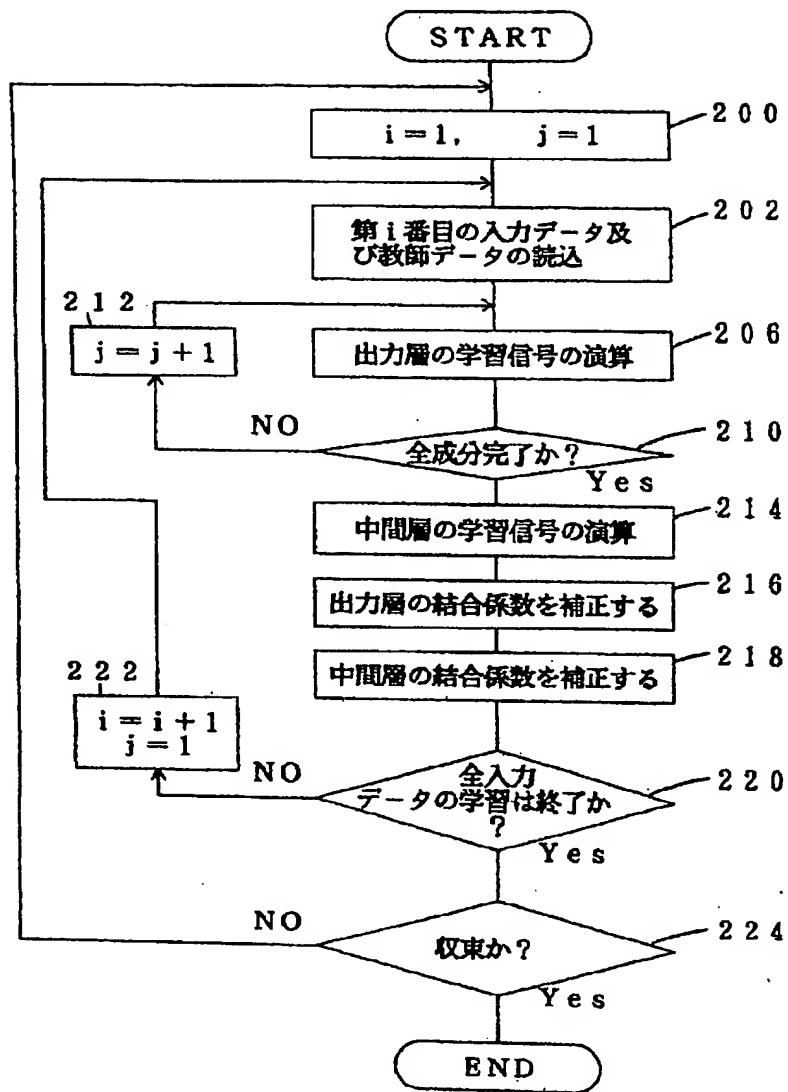
【図6】



【図8】



【図9】



【図10】

N o.	入力データ	教師データ
1	D1	E1
2	D2	E2
3	D3	E3
..
..
..
n	Dn	En

【図11】

